



Utilisation de la théorie de possibilités pour calculer un indicateur agri-environnemental

Zainab Assaghir, Philippe Girardin, Amedeo Napoli

► To cite this version:

Zainab Assaghir, Philippe Girardin, Amedeo Napoli. Utilisation de la théorie de possibilités pour calculer un indicateur agri-environnemental. Actes de la conférence : Rencontres francophones sur la Logique Floue et ses Applications - LFA 2008, Oct 2008, Lens, France. pp.390-397. hal-00611204

HAL Id: hal-00611204

<https://hal.science/hal-00611204>

Submitted on 25 Jul 2011

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Utilisation de la théorie de possibilités pour calculer un indicateur agri-environnemental

Using possibility theory to calculate an agri-environmental indicator

Z. Assaghir^{1,2}

P. Girardin¹

A. Napoli²

¹ Institut National de Recherche Agronomique

² Laboratoire Lorrain de Recherche en Informatique et ses Applications

¹ B.P. 20507,68021 Colmar,{girardin,zassaghir}@colmar.inra.fr

² B.P. 239,54506 Vandoeuvre-lès-Nancy,{assaghiz,napoli}@loria.fr

Résumé :

Les indicateurs développés et utilisés en agronomie sont généralement calculés à partir de données de nature imparfaite. Les sources fournissent de l'information à propos d'une quantité mal connue. Dans cet article, nous étudions une méthode de fusion fondée sur la théorie des possibilités et la notion de sous-ensembles maximaux cohérents pour calculer un indicateur agri-environnemental estimant le risque des pratiques phytosanitaires sur les eaux souterraines. Il s'agit de trouver les bornes de cet indicateur. Nous proposons un calcul d'intervalles à partir des quantités floues. Enfin, nous présentons les résultats de l'indicateur obtenus par la méthode de calcul d'intervalles et nous présentons la note de l'indicateur en utilisant une méthode de défuzzification

Mots-clés :

Théorie de possibilités, fusion, sous-ensemble maximal cohérent, indicateur.

Abstract:

The indicators developed and used in agriculture are usually calculated from imperfect data. Sources provide information about the same badly known quality. In this paper, We explore a fusion method using the notion of maximal coherent subsets to calculate an agri-environmental indicator. It is therefore to find the limits of this indicator. So, We propose a calculate of interval from fuzzy quantity. Finally, We present the results by intervals method and We introduced the note of the indicator using defuzzification method

Keywords:

Possibility theory, fusion, maximal coherent subset, indicator.

1 Introduction

Pour aider l'agriculteur à améliorer la durabilité environnementale de ses pratiques agricoles, les chercheurs de l'INRA de Colmar développent depuis une dizaine d'années des indicateurs sous forme de notes ou d'indices comme par

exemple l'indicateur de pratiques phytosanitaires sur les eaux souterraines (Reso), indicateur azote, irrigation, etc [6]. Ces indices sont entachés d'imperfections parce qu'ils sont calculés à partir de données provenant de plusieurs sources ou à partir des estimations ou d'évaluations approximatives. Des données sont accessibles sur le terrain et d'autres proviennent de sources d'informations [1]. Une source d'informations peut être une base de données ou un expert. L'indicateur Reso est fondé sur un système de règles de décision. Il a été calculé par la méthode Indigo [6] avec des valeurs estimées par un expert. Elles sont fixées dans une base de données construite à partir de la base de données française du comité de liaison servant à la méthode SIRIS et de la base AGRITOX de l'INRA [6]. Ces valeurs choisies sont comparées à des valeurs issues de bases de données américaines (ARS sur internet, 1995), néerlandaise (RIVM, 1994) et le Pesticide Manual d'Angleterre (1997, 2000). Dans cet article, on suit les mêmes étapes de calcul de Reso mais en tenant compte de l'imperfection due à l'expertise lors du choix des quantités mal connues, en essayant d'utiliser l'information représentant toutes les sources. Les méthodes classiquement utilisées pour traiter l'imperfection des données sont de nature probabilistes [2]. Or ces approches sont limitées et elles ne prennent pas en compte toutes les sortes d'informations, comme par exemple les opinions d'experts. La théorie des possibi-

lités [3] en relation avec la théorie des sous-ensemble flous [4] peut traiter une partie de ces limitations. Dans cet article, on présente une méthode de fusion possibiliste utilisant la notion de sous-ensembles maximaux cohérents. Cette notion est une approche intuitivement séduisante, inspirée des méthodes de traitement de l'inconsistance en logique [5]. Le résultat de la fusion est une distribution floue obtenue à partir des distributions d'origine. Après quoi, on calcule les intervalles flous de Reso qui estime le risque des pratiques phytosanitaires sur les eaux souterraines. D'une part, nous sommes face à un problème de fusion de données où il s'agit de trouver les valeurs plausibles des variables provenant de différentes bases de données. D'autres part, il s'agit de trouver les bornes de l'indicateur en utilisant les distributions résultants de la fusion des informations.

Cet article est organisé comme suit : la deuxième section rappelle quelques notions de base, ensuite la troisième section présente l'indicateur, ses objectifs, son mode de calcul et ses utilisateurs. Après quoi la quatrième section détaille les méthodes à utiliser pour le calcul de l'indicateur. Finalement, la cinquième section traite un exemple d'une application de deux matières actives sur une parcelle pour calculer le risque Reso et elle présente également le résultat de défuzzyfication des distributions finales.

2 Notions préliminaires

2.1 Théorie des possibilités

La théorie des possibilités a été définie par Zadeh et développée par Dubois et Prade à partir de la théorie des sous-ensembles flous [3]. C'est un outil mathématique qui permet une gestion efficace de l'imprécision et de l'incertitude inhérentes à certaines données. Les informations collectées pour le calcul des indicateurs sont entachées d'imperfections. Ces informations sont issues de plusieurs bases de données ou elles sont estimées par des experts.

Nous sommes face à un problème de fusion de données où il s'agit de trouver les valeurs plausibles des variables provenant de plusieurs bases de données. La théorie des possibilités fournit des outils de représentation des informations sous forme de possibilités. Ces possibilités peuvent être combinées dans un cadre possibiliste conjonctivement ou disjonctivement. Les bases de données dont on dispose pour notre étude sont de nature différente : elles sont indépendantes entre elles mais on ne connaît rien sur la fiabilité des bases. Dans cet article, on utilise une méthode de fusion de possibilités en utilisant la notion de sous-ensembles maximaux cohérents, une notion souvent utilisée dans le raisonnement logique [5] pour obtenir les distributions de données d'entrée pour le calcul de Reso.

Une *distribution de possibilité* $\pi(x)$ est une fonction d'un espace X dans l'intervalle $[0, 1]$. Elle signifie la possibilité que la valeur v appartienne à un domaine V de X . Cette distribution peut s'interpréter comme un ensemble d'intervalles emboîtés [8]. Une α -coupe A^α de la distribution π est définie comme l'ensemble $A^\alpha = \{x/\pi(x) \geq \alpha\}$. La coupe de niveau 1 de A est dite noyau. La coupe de niveau supérieure à 0 est dite support de la distribution.

Le *principe d'extension* permet d'étendre des relations fonctionnelles à des quantités floues. Soit une application f de X dans Y et A un sous-ensemble flou de X . On peut définir un sous-ensemble flou B de Y , qui sera l'image par f de A par $\mu_B(y) = \mu_A(x)$ si f est injective. Si plusieurs éléments de A admettent la même image alors $\mu_B(y) = \sup\{\mu_A(x)/f(x) = y\}$, ce qui signifie que chaque fois que y est obtenu, son degré d'appartenance au résultat est le meilleur degré de toutes les façons de l'obtenir et égale à 0 sinon (voir figure 1). Pour toute variable x , on note x^- et x^+ respectivement la borne inférieure et la borne supérieure de l'intervalle de variation de x .

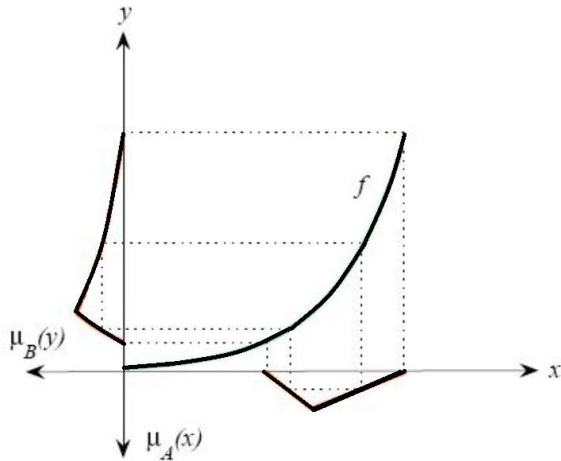


Figure 1 – Principe d'extention de Zadeh

2.2 Fusion possibiliste

Plusieurs sources (bases de données, experts, capteurs) fournissent des informations imprécises à propos d'une quantité. Supposons que l'information reflétée par chaque source i soit supportée par une distribution de possibilités. Soit n le nombre de sources. Ces distributions peuvent être combinées conjonctivement ou disjonctivement, ce qui correspond respectivement à une intersection ou une union des distributions sources. $\forall v \in V$, on a :

$$\pi_{\wedge}(v) = \bigcap_{i=1}^n \pi_i(v) \text{ et } \pi_{\vee}(v) = \bigcup_{i=1}^n \pi_i(v).$$

La combinaison conjonctive suppose que les sources sont fiables. La combinaison disjonctive, quant à elle, est moins contraignante en terme de fiabilité, dans le sens où elle ne nécessite qu'une source fiable parmi les N sources [9]. L'utilisation d'un seul mode de combinaison figé n'est pas toujours souhaitable. Lorsqu'aucune information concernant la fiabilité des sources n'est disponible et quand les sources sont en désaccord, l'information obtenue devrait être fusionnée en prenant en compte toutes les informations provenant de toutes les sources (i.e. ne rien éliminer). Or, la notion de sous-ensemble maximaux cohérents avec la fusion possibiliste peuvent répondre à cette question. Ce type de fusion consiste à appliquer l'opérateur conjonctif entre les sous-ensembles des sources cohérentes entre-elles, pour en-

suite utiliser l'opérateur disjonctif sur ces sous-ensembles [5].

2.3 Défuzzification : définitions et méthodes

Les valeurs obtenues lors de la combinaison des règles appliquées aux intervalles flous de la variable de sortie définissent une fonction d'appartenance. La *défuzzification* est une conversion de cette information en une valeur. Plusieurs types de défuzzification peuvent être envisagés [10]. Nous utilisons ici la méthode de centre de gravité qui consiste à prendre le centre de gravité de la fonction résultante de la fusion des sources comme valeur représentative (voir figure 2).

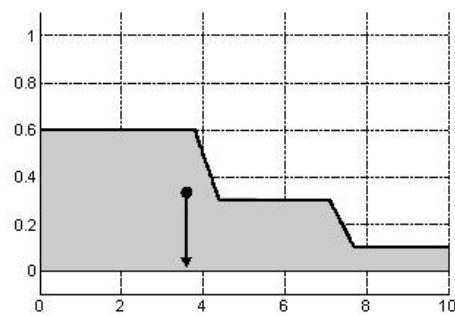


Figure 2 – Défuzzification par la méthode de centre de gravité

3 Indicateur : risque phytosanitaires pour les eaux souterraines (Reso)

3.1 Définitions et objectifs

Dans cette section, nous présentons l'objectif, les variables et le mode de calcul de Reso. L'indicateur est une note qui correspond à une valeur statistique, une mesure ou une série d'éléments quantitatifs ou qualitatifs. Reso estime le risque des pratiques phytosanitaires sur les eaux souterraines. Cet indicateur est un sous-indicateur d'un indicateur global I-phy estimant le risque des pratiques phytosanitaires

sur les compartiments de milieu (eaux souterraines, eaux de surface et air). Cet indicateur est un outil d'aide à la décision qui permet à l'agriculteur de limiter l'impact de ses pratiques phytosanitaires sur la qualité des eaux souterraines. Les techniciens agricoles ou les agriculteurs eux-mêmes peuvent l'utiliser pour établir un diagnostic a posteriori ou pour évaluer a priori de nouvelles pratiques. Comme par exemple si l'indicateur est mauvais, cela veut dire, que les eaux sont polluées et qu'il faut changer des pratiques agricoles.

3.2 Mode de calcul de Reso

Reso se calcule pour chaque application de matières actives (un pesticide est composé d'une ou plusieurs matières actives). Un indice global peut également être déterminé pour l'ensemble du programme de traitements sur une année. Les variables de Reso sont (tableau 1) : les variables dépendantes du milieu (potentiel de lessivage), des pratiques agricoles (la position d'application) et des caractéristiques de la matière active (DT50, Koc, DJA et GUS).

Tableau 1 – Variables de Reso

Variables	Description
GUS	Indice de Gustafson
DT50	Temps de demi-vie
Koc	Partage organique-eau
DJA	Dose journalière admissible
Potentiel de lessivage	Quantité lessivée estimée
Position d'application	Taux d'interception par la surface

Les variables DT50, Koc et DJA proviennent de bases de données de nature différente. La variable GUS, fonction de Koc et DT50, traduit la mobilité verticale potentielle de la matière active. Le potentiel de lessivage est une variable estimée par l'expert en fonction des caractéristiques du sol : taux de matières organiques, nature et profondeur du sol. La position

représente le taux d'interception de la matière active par la surface foliaire de la culture en place. Elle est obtenue à partir de la couverture de sol. La couverture de sol est une valeur dépendant de la surface foliaire de la culture. L'évolution de celles-ci au cours du temps est fixée. La position (sur la plante, sur le sol, dans le sol) dépend donc de la date d'application donnée par l'agriculteur. La position et le potentiel de lessivage varient entre 0 et 1. Le calcul de Reso est fondé sur un système de règles de décision [11]. Les étapes de calcul de Reso :

- Classer les quatre variables GUS, DJA, position et potentiel de lessivage suivant deux classes : favorable et défavorable. Des limites pour les classes des variables de Reso sont fixées par les experts. Par exemple, la limite favorable de GUS est 1.8 et celle défavorable est 2.8.
- Construire la base de règles. Le nombre de règle de Reso est $2^4 = 16$. Les conclusions (nommées scores. s_i pour la règle i , $i = 1, \dots, 16$) des règles sont issues d'un consensus entre experts comme par exemple : si toutes les variables sont favorables alors le score est 10. Le tableau 2 montre toutes les règles de décision de Reso.
- Calcul de fonctions d'appartenance aux classes. Des fonctions sinusoïdales sont associées aux variables de Reso. Elles sont construites à partir des variations de la variable. Comme par exemple : la fonction favorable de GUS s'écrit sous la forme : $0.5 + 0.5 \cos(\pi(\text{GUS} - 1.8))$. Pour $\text{GUS} = 2.5$, le degré d'appartenance favorable est $f = 0.16$ et celui défavorable est $d = 1 - f = 0.84$.
- Calcul de la valeur de vérité ω_i de chaque règle = minimum des fonctions d'appartenance des variables de chaque règle (ex : pour la matière active chloridazone, si toutes les variables sont favorables (première ligne du tableau 2), $\omega_1 = \min(f_1, f_2, f_3, f_4) = \min(0.16, 0.9, 0, 0.65) = 0$) avec f_i sont les degrés d'appartenance des variables aux classes favorables.
- Calcul de risque Reso : la valeur de Reso vaut la moyenne des scores (s_i) pondérées par leur

valeur de vérité (ω_i) des règles.

$$Reso = \frac{\sum_{i=1}^{16} s_i \times \omega_i}{\sum_{i=1}^{16} \omega_i}$$

L'interprétation du résultat de Reso se fait de la manière suivante : le risque est considéré maximal pour l'environnement lorsque Reso = 0 et minimum pour Reso = 10. Si Reso > 7, les pratiques phytosanitaires sont considérées durables, leur impact sur la qualité des eaux souterraines comme faible. Dans ce cas on ne conseillera pas de changement de pratiques. Le résultat 7 est donc considéré comme le seuil d'acceptabilité pour l'environnement.

Tableau 2 – Règles de décision de Reso (F : favorable et D : défavorable)

GUS	Position	Lessivage	DJA	Score
F	F	F	F	10
F	F	F	D	10
F	F	D	F	10
F	F	D	D	10
F	D	F	F	10
F	D	F	D	10
F	D	D	F	10
F	D	D	D	10
D	F	F	F	9
D	F	F	D	9
D	F	D	F	9
D	F	D	D	9
D	D	F	F	8
D	D	F	D	4
D	D	D	F	4
D	D	D	D	0

4 Exposition du problème et présentation de la méthode

Dans cet article, nous considérons n sources, fournissant chacune une information pour évaluer la variable mal connue x . Nous utilisons la méthode de sous-ensembles maximaux cohérents pour résumer toutes ces informations. Nous travaillons avec le résultat de cette

méthode pour calculer un intervalle de variation de Reso.

4.1 Sous-ensembles maximaux cohérents sur l'ensemble des intervalles

L'utilisation de la méthode de sous-ensembles maximaux cohérents permet d'avoir un maximum d'informations sur l'ensemble d'informations fournies en faisant au mieux avec la fiabilité des sources [5]. Cette méthode consiste à fusionner par un opérateur conjonctif des sous-ensembles de sources cohérentes entre elles, et d'utiliser un opérateur disjonctif sur ces derniers sous-ensembles. Dans ce but, un algorithme a été développé par Dubois et al. [12] pour chercher les sous-ensembles maximaux cohérents. Soient $I_i = [a_i, b_i], i = 1, \dots, n$ un intervalle de \mathbb{R} . la méthode revient à prendre l'intersection maximale cohérente au sein de K_j sous-ensembles ($K_j \subseteq \{1, \dots, n\}, j \leq n$) t.q. $\bigcap_{i \in K_j} I_i \neq \emptyset$ pour ensuite faire l'union sur les résultats.

L'exemple suivant montre comment on applique la méthode des sous-ensembles maximaux dans le cadre de fusion d'informations issues de plusieurs sources. Considérons la variable DT50 fournie par trois bases de données : ARS, Agritox et RIVM. Ces bases fournissent ces informations sous forme d'intervalles : un intervalle de variation général et un intervalle optimiste. L'intervalle optimiste correspond aux valeurs plus plausibles. L'information est représentée dans le tableau 3 et les distributions sont représentées sur la figure 3.

Tableau 3 – Variables de Reso

Sources	ARS	Agritox	RIVM
Int. gén.	[10,42]	[46,53]	[21,56]
Int. opt.	30	[49,52]	[32,40]

L'algorithme trouve deux sous-ensembles maximaux cohérents : $K_1 = \{\text{ARS}, \text{RIVM}\}$ et $K_2 = \{\text{RIVM}, \text{Agritox}\}$. Après application de la méthode des sous-ensembles maximaux

cohérents, le résultat est $(ARS \cap RIVM) \cup (RIVM \cap Agritox) = [21,42] \cup [46,52]$ (en gras sur la figure 3).

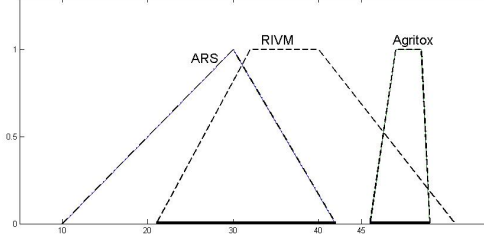


Figure 3 – Exemple : distributions

4.2 Méthode de calcul d'intervalles de Reso

Reso est une moyenne des scores pondérée par les valeurs de vérité (voir 3.2). Reso s'écrit sous la forme $\text{Reso}(\omega_i) = \frac{\sum_i \omega_i \times s_i}{\sum_i \omega_i}$ avec ω_i et s_i sont respectivement la valeur de vérité et le score de la règle i , pour $i = 1, \dots, 16$. Il s'agit de trouver les bornes de Reso si $\omega_i \in [\omega_i^-, \omega_i^+]$. Les scores sont des réels entre $[0, 10]$. Partant de l'hypothèse qu'on peut ordonner les scores (i.e. $s_i \leq s_j$ pour tout $i < j$), Fortin et al. [13] ont démontré qu'il existe un rang $k \in [1, 15]$, tels que pour tout $i \leq k$, $\text{Reso}(\cdot)$ est décroissante suivant ω_i , et pour tout $i > k$, $\text{Reso}(\cdot)$ est croissant respectant ω_i . k correspond au rang à partir duquel la fonction $\text{Reso}(\omega_i)$ change de signe suivant ω_i . Or, on peut calculer les bornes inférieures et supérieures de Reso, pour tout $k = 1, \dots, 15$, telles que :

$$\text{Reso}_k^- = \frac{\sum_{j=1}^k (w_j)^+ \cdot s_j + \sum_{j=k+1}^n (w_j)^- \cdot s_j}{\sum_{j=1}^k (w_j)^+ + \sum_{j=k+1}^n (w_j)^-} \quad (1)$$

et

$$\text{Reso}_k^+ = \frac{\sum_{j=1}^k (w_j)^- \cdot s_j + \sum_{j=k+1}^n (w_j)^+ \cdot s_j}{\sum_{j=1}^k (w_j)^- + \sum_{j=k+1}^n (w_j)^+} \quad (2)$$

Ce qui nous permet de déterminer un domaine de variation de Reso, défini par : $[\min_k(\text{Reso}_k^-), \max_k(\text{Reso}_k^+)]$ pour $k = 1, \dots, 15$.

5 Application numérique

Cette section présente un calcul de Reso pour deux matières actives appliquées aux cultures de betterave et de maïs en utilisant les méthodes mentionnées déjà citées. Pour les caractéristiques de la matière active (Koc, DJA et DT50), chaque variable est donnée par différentes bases de données comme par exemple ARS (américaine), RIVM (néerlandaise), le comité de liaison ou Agritox (France). Les sources d'informations fournissent leur point de vue sous forme des distributions de deux intervalles général et optimiste, soit des valeurs. Dans certains cas les bases ne donnent pas d'avis sur la variable. On applique la méthode des sous-ensembles maximaux cohérents afin d'obtenir les distributions finales de chacune de ces variables. La variable GUS est une fonction de DT50 et Koc. Elle est définie suivant l'équation $\text{GUS} = \log(\text{DT50}) \times (4 - \log(\text{Koc}))$. Les variables Koc et DT50 varient respectivement entre $[\text{Koc}^-, \text{Koc}^+]$ et $[\text{DT50}^-, \text{DT50}^+]$. En utilisant la notion d'arithmétique sur les intervalles [15], on calcule les bornes de la variable GUS telles que : $\text{GUS}^- = \log(\text{DT50}^-) \times (4 - \log(\text{Koc})^+)$ et $\text{GUS}^+ = \log(\text{DT50}^+) \times (4 - \log(\text{Koc})^-)$. Le potentiel de lessivage est une information pour laquelle on n'a pas beaucoup d'informations. Ce potentiel est donné par un expert sous forme d'un indice entre 0 et 1 et estimant la quantité lessivée de pesticide en fonction des caractéristiques du sol. Pour ce type d'informations, on fait un découpage en α -coupes (pour cet exemple, $\alpha = 0.9$). Notons qu'on pourrait prendre d'autres valeurs de α pour le calcul de Reso et deux valeurs proches n'affectent pas la décision de l'agriculteur. La position d'application dépend de la date d'application (15 juillet) et de la couverture de sol. Pour cet exemple, nous calculons Reso pour une parcelle de betterave (chloridazone) et de maïs (glyphosate). Le tableau 4 est un récapitulatif des résultats obtenus pour les variables de Reso. Dans certains cas, on a convexifié la distribution pour ne pas perdre d'informations après la fusion.

Les intervalles des degrés d'appartenance des quatres variables sont calculés par extension sur leur intervalle de variation i.e. $f([a, b]) = [f(a), f(b)]$ où f est la fonction d'appartenance correspondante et $[a, b]$ un intervalle de \mathbb{R} .

Tableau 4 – Résultats des variables de Reso

Matières actives	Chloridazone	Glyphosate
DT50	[21,46]	[18,47]
Koc	120	[167,2640]
DJA	0.025	0.3
GUS	[2.53,3.19]	[0.73,2.97]
Potentiel de lessivage	[0.81,0.91]	[0.81,0.91]
Position d'application	0.9	0.75

Les valeurs de vérité, $\omega_1, \dots, \omega_{16}$, sont calculées pour toutes les règles. Ces valeurs sont calculés à l'aide d'une extension du minimum et du maximum sur les intervalles [3]. ce qui veut dire $\min([a, b], [c, d]) = [\min(a, c), \min(b, d)]$ et $\max([a, b], [c, d]) = [\max(a, c), \max(b, d)]$ avec $[a, b]$ et $[c, d]$ deux intervalles de \mathbb{R} . Par exemple, pour la matière active chloridazone : si toutes les variables de Reso sont favorables ou pour $k = 1$ (première règle du tableau 2), Les intervalles des degrés d'appartenance de GUS, DJA, position et potentiel de lessivage sont respectivement : $[0,0.15]$, $[0.65,0.65]$, $[0.97,0.97]$ et $[0.02,0.02]$. La valeur de vérité ω_1 varie dans l'intervalle $[0,0.97]$.

Nous calculons les bornes inférieures et supérieures de Reso, pour $k = 1, \dots, 15$, en appliquant les équations (1) et (2). Il s'agit de trouver le rang k (voir 4.2). Les résultats de Reso sont les suivants : pour l'application de chloridazone le plus petit intervalle de Reso est $[7.98,9.25]$. Le minimum et le maximum de Reso pour $k = 1, \dots, 15$ sont respectivement 4.3 et 9.82. La note de Reso pour le glyphosate est 10. On explique la note de Reso pour le glyphosate par le fait que l'indicateur prend la valeur 10 quand le Gus est favorable (voir tableau 2). Bien que l'intervalle soit limité, les utili-

sateurs potentiels préfèrent une valeur unique comme résultat de l'indicateur. Dans ce cas, on proposera une défuzzyfication des distributions résultantes de la méthode de sous-ensemble maximaux cohérents. Dans notre exemple, nous utilisons la méthode de centre de gravité. Le tableau 5 montre les résultats des variables de Reso après défuzzyfication. Ce qui donne comme résultat de Reso 8.59 pour le chloridazone et 10 pour le glyphosate.

Tableau 5 – Résultats des variables de Reso après défuzzyfication

Matières actives	Chloridazone	Glyphosate
DT50	36.3	31.6
Koc	120	928
DJA	0.025	0.3
GUS	2.99	1.55
Potentiel de lessivage	0.88	0.88
Position d'application	0.9	0.75

6 Conclusion et discussion

Dans cet article, nous avons calculé un indicateur agri-environnemental évaluant le risque lié aux pesticides vis-à-vis des eaux souterraines en tenant compte de l'imperfection due à l'expertise lors de choix de données. Les variables d'entrée ont été représentée dans le cadre de la théorie des possibilités. La fusion possibiliste est utilisée au sein de la méthode de sous-ensembles maximaux cohérents pour en tirer une distribution finale de la quantité mal connue. Nous avons calculé un intervalle de variation de l'indicateur. Une note de l'indicateur est calculée avec la défuzzyfication des distributions par la méthode de centre de gravité. Dans ce travail, les conclusions des règles de décision sont fixées. La méthode de fusion a été utilisée au sein des opérateurs de fusion possibiliste qui nous a permis de prendre au mieux toute l'information fournie par toutes les bases de données. Comme on a vu plus haut, la méthode de sous-ensembles maximaux cohérents ne fait aucune

supposition concernant les sources d'informations. L'information délivrée par les sources ont été fusionnée en prenant toutes les informations fournies par les sources (sans rien éliminer). La méthode s'intéresse plus à la redondance des différentes sources en accordant plus de poids aux informations qui se répètent.

Quant à la méthode de calcul d'intervalles, le principal avantage de la méthode est sa grande simplicité. Les opérations arithmétiques utilisés dans le modèle de calcul de l'indicateur Reso sont facile à réaliser. De côté défauts, cette méthode ne fait pas de différence entre les intervalles calculés, ils sont tous considérés comme équivalents. Notons que si le nombre de règles de décision augmente, on rencontre une difficulté pour chercher le rang k où la fonction change de signe.

Il est nécessaire de comparer les résultats obtenus par la méthode des sous-ensembles maximaux cohérents avec d'autres modes de fusion (voir par exemple [9]). Ainsi que les résultats de l'indicateur, il serait intéressant de voir des algorithmes de calcul des intervalles pour le calcul de la moyenne de pondérations floues comme ceux développés dans [14].

Références

- [1] P. Girardin, C. Bockstaller, and H. Van Der Werf. Indicators : tools to evaluate the environmental impacts of farming systems. *Sustainable Agriculture*, 13 : 5-21, 1999.
- [2] H. J. Einhorn and R.M. Hogarth. Ambiguity and uncertainty in probabilistic inference. *Psychological Review*, 92 : 433-461, 1985.
- [3] D. Dubois and H. Prade. *Théorie des possibilités*. Masson, Paris, 1985.
- [4] L.A. Zadeh. Fuzzy Sets. *Information and Control*, 3(8) : 338-353, 1965.
- [5] N. Rescher and R. Manor. On inference from inconsistent premises. *Theory and Decision*, 1 : 179-217, 1970.
- [6] C. Bockstaller and P. Girardin. Mode de calcul des indicateurs agricoles environnementaux de la méthode INDIGO, Manuel d'utilisateurs, INRA, 2003.
- [7] P. Girardin, C. Bockstaller, and H. Van Der Werf. Assessment of potential impact of agricultural practices on the environment the AGRO*ECO method. *Environmental Impact Assessment*, 20 : 227-239, 2000.
- [8] D. Dubois L. Foulloy, L. Mauris and H. Prade. Probability-possibility transformation, triangular fuzzy sets, and probabilistic inequalities. *Reliable Computing*, 10 : 273-297, 2004.
- [9] M. Oussalah, H. Maaref, C. Barret, and H. Prade. From adaptive to progressive combination of possibility distributions. *Fuzzy Sets and Systems*, 139(3) : 559-582, 2003.
- [10] R. R. Yager and F. P. Dimitar. *Essentials of Fuzzy Modelling and Control*. Wiley, New York, 1994.
- [11] H.G. Van der Werf and C. Zimmer. An indicator of pesticide environmental impact based on a fuzzy expert system. *Chemosphere*, 36(10) : 2225-2249, 1998.
- [12] D. Dubois, P. Hajek, and H. Prade. Knowledge-Driven versus Data-Driven Logics. *Chemosphere*, 9(1) : 65-89, 2000.
- [13] J. Fortin, D. Dubois, and H. Fargier. Gradual numbers and their application to fuzzy interval analysis. *IEEE Trans. fuzzy systems*, 16(2) : 388-402, 2008.
- [14] D.H. Lee and D. Park. An efficient algorithm for fuzzy weighted average. *Fuzzy sets and systems*, 87(1) : 39 - 45, 1997.
- [15] Ramon E. Moore. *Methods and Applications of Interval Analysis*. Siam, Philadelphia, 1979.